

2. Théorème Limite central. (TLC)

Le théorème Limite central permet de préciser la LGN.

2.1 Théorème Limite central

Théorème: Soit (X_i) une suite de v.a.i.i.d avec $E[|X_i|^2] < \infty$.

On pose $\sigma^2 = \text{var}(X_1)$. Alors,

$$\sqrt{n} \left(\frac{S_n}{n} - E[X_1] \right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

de manière équivalente

$$\frac{\sqrt{n}}{\sigma} \left(\frac{S_n}{n} - E[X_1] \right) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1).$$

Remarque: Le TLC assure que la vitesse de convergence dans la loi des grands nombres est $O\left(\frac{1}{\sqrt{n}}\right)$.

- La loi gaussienne joue un rôle universel ici, quelque soit la loi commune des X_i .

Avant de donner la preuve du TLC, montrons le lemme suivant:

Lemme: $\forall x \in \mathbb{R}$

$$\left| e^{ix} - \sum_0^p \frac{(ix)^k}{k!} \right| \leq \min \left(\frac{|x|^{p+1}}{(p+1)!}, \frac{2|x|^p}{p!} \right).$$

Preuve du Pe: d'après la formule de Taylor

$$e^{ix} = \sum_0^p \frac{(ix)^k}{k!} = \frac{i^{p+1}}{p!} \int_0^x (x-s)^p e^{is} ds \quad (*)$$

Ainsi: $\left| e^{ix} - \sum_0^p \frac{(ix)^k}{k!} \right| \leq \frac{1}{p!} \left| \int_0^x (x-s)^p ds \right| = \frac{|x|^{p+1}}{(p+1)!}$

Par ailleurs, en intégrant (*) par parties

$$\left| e^{ix} - \sum_0^p \frac{(ix)^k}{k!} \right| \leq \left| \frac{i^p}{(p-1)!} \int_0^x (x-s)^{p-1} e^{is} ds - \frac{(ix)^p}{p!} \right| \leq \frac{2|x|^p}{p!} \quad \square$$

Preuve du TLC: En considérant $z_i = \frac{x_i - \mathbb{E}[X_i]}{\sigma}$, on

se ramène au cas où $\mathbb{E}[X_i] = 0$ et $\text{var}(X_i) = 1$.

On calcule les fonctions caractéristiques, par indépendance.

$$\varphi_{\frac{S_n}{\sqrt{n}}}(t) = \varphi_{X_i}\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right)^n$$

Comme $\mathbb{E}[X_i^2] < \infty$, φ_{X_i} est 2 fois dérivable avec

$$\begin{aligned} \varphi_{X_i}(t) &= 1 + t \varphi'_{X_i}(0) + \frac{t^2}{2} \varphi''_{X_i}(0) + o(t^2) \\ &= 1 - \frac{t^2}{2} + o(t^2) \end{aligned}$$

D'après le Pe ou hier comment (TTC_i - TTB_i)

avec $a_i = \varphi_{X_i}\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right)$ et $b_i = \left(1 - \frac{t^2}{2n}\right)$ on a donc

$$\left| \varphi_{\frac{S_n}{\sqrt{n}}}(t) - \left(1 - \frac{t^2}{2n}\right)^n \right| \leq n \left| \varphi_{X_1}\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right) - \left(1 - \frac{t^2}{2n}\right) \right|.$$

Or d'après le Lemme ci-dessus avec $p=2$

$$\left| \varphi_{X_1}\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right) - 1 - \frac{t^2}{2n} \right| \leq \mathbb{E} \left[\min \left(\frac{t^3 |X|^3}{6 n^{3/2}}, \frac{t^2 |X|^2}{n} \right) \right]$$

de sorte que

$$\left| \varphi_{\frac{S_n}{\sqrt{n}}}(t) - \left(1 - \frac{t^2}{2n}\right)^n \right| \leq \mathbb{E} \left[\min \left(\frac{t^3 |X|^3}{6 \sqrt{n}}, t^2 |X|^2 \right) \right] \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{ou dominée.}} 0$$

Par ailleurs $\left(1 - \frac{t^2}{2n}\right)^n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} e^{-\frac{t^2}{2}}$, par conséquent

$$\left| \varphi_{\frac{S_n}{\sqrt{n}}}(t) - e^{-\frac{t^2}{2}} \right| \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0. \quad \square$$

Remarque : P_n converge à P_0 est équivalente à :
 c. P_n converge des fonctions de répartition, le TLC
 peut s'écrire $\forall [a, b] \subset \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} \mathbb{P} \left(\frac{\sqrt{n}}{\sigma} \left(\frac{S_n}{n} - \mathbb{E}[X_1] \right) \in [a, b] \right) &\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \mathbb{P} \left(\mathcal{N}(0, 1) \in [a, b] \right) \\ &= \int_a^b e^{-\frac{u^2}{2}} \frac{du}{\sqrt{2\pi}}. \end{aligned}$$

La preuve ci-dessus s'adapte verbatim au cas où les variables X_i sont indépendantes, mais pas de \bar{m} loi.

Théorème : Soit (X_i) des v.a. indépendantes de carré intégrable. On pose $\sigma_n^2 = \sqrt{\text{var}(X_1) + \dots + \text{var}(X_n)}$. Alors

$$Z_n = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mathbb{E}[X_i])}{\sigma_n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \mathcal{N}(0, 1)$$

Preuve : comme plus haut, par indépendance

$$\varphi_{Z_n}(t) = \prod_{i=1}^n \mathbb{E} \left[e^{\frac{it(X_i - \mathbb{E}[X_i])}{\sigma_n}} \right] \quad \text{avec}$$

$$\mathbb{E} \left[e^{\frac{it(X_i - \mathbb{E}[X_i])}{\sigma_n}} \right] = 1 - \frac{t^2}{2\sigma_n^2} \text{var}(X_i) + o\left(\frac{t^2}{\sigma_n^2}\right).$$

D'après le lemme (11a) - (11b) on a alors

$$\left| \varphi_{Z_n}(t) - \prod_{i=1}^n \left(1 - \frac{t^2}{2\sigma_n^2} \text{var}(X_i) \right) \right| \leq \dots \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$$

$$\begin{aligned} \text{et } \prod_{i=1}^n \left(1 - \frac{t^2}{2\sigma_n^2} \text{var}(X_i) \right) &= \exp \left(\sum_{i=1}^n \log \left(1 - \frac{t^2}{2\sigma_n^2} \text{var}(X_i) \right) \right) \\ &= \exp \left(-\frac{t^2}{2} + o(1) \right). \end{aligned}$$

2.2 Retour sur l'application de la LGM.

Méthode de Monte-Carlo

On a vu que si X_i iid et $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ est telle que $g(X_i) \in \mathbb{L}^1$ alors

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i) \xrightarrow{\text{max}} \mathbb{E}[g(X_i)] = \int g(x) P_X(dx).$$

À l'aide du TLC, on peut préciser

$$\frac{\sqrt{n}}{\text{var}(X_i)} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i) - \mathbb{E}[g(X_i)] \right) \xrightarrow{P_0} \mathcal{N}(0,1)$$

i.e. la vitesse de convergence dans l'approximation de $\mathbb{E}[g(X_i)]$ par $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i)$ est $O\left(\frac{1}{\sqrt{n}}\right)$.

Cette vitesse ne dépend pas de la régularité de g , contrairement aux vitesses obtenues avec les méthodes d'intégration type Riemann.

Estimation paramétrique

On reprend l'exemple de $X_i \sim \beta(p)$ iid vers

$X_i = 1$ si vote pour A, $X_i = 0$ si vote pour B.

On a vu que $\sum_{i=1}^n \frac{X_i}{n} \xrightarrow{\text{max}} p$.

Fixons un seuil de confiance $1-\alpha = 95\%$, par exemple.
IP existe alors $\eta_\alpha = 1.96$ η_α

$$IP(|N(0,1)| \leq \eta_\alpha) \geq 1-\alpha.$$

D'après la LGN et la TLC, on a alors

$$IP\left(\frac{\sqrt{m}}{\sigma} \left| \frac{S_n}{n} - p \right| \leq \eta_\alpha\right) \xrightarrow{\text{max}} IP(|N(0,1)| \leq \eta_\alpha) \geq 1-\alpha$$

||

$$IP\left(p \in \left[\frac{S_n}{n} - \frac{\eta_\alpha \cdot \sigma}{\sqrt{m}}, \frac{S_n}{n} + \frac{\eta_\alpha \cdot \sigma}{\sqrt{m}} \right]\right)$$

Comme $\sigma = p(1-p) \leq \frac{1}{4}$ et $\eta_\alpha = 1.96 \leq 2$, on déduit

$$IP\left(p \in \left[\frac{S_n}{n} - \frac{1}{2\sqrt{m}}, \frac{S_n}{n} + \frac{1}{2\sqrt{m}} \right]\right) \xrightarrow{\text{max}} 1-\alpha = 95\%.$$

Autrement dit, avec 95% de chances de ne pas se tromper
on peut affirmer que $p \in \left[\frac{S_n}{n} - \frac{1}{2\sqrt{m}}, \frac{S_n}{n} + \frac{1}{2\sqrt{m}} \right]$.

Le largeur de la fourchette d'erreur est $\frac{1}{\sqrt{m}}$, par
exemple 10^{-2} si $m = 10^4$.

L'intervalle de confiance ci-dessus est à nouveau asymptotique
i.e. valide lorsque $m \rightarrow \infty$, cependant on peut à nouveau
qualifier

2.3 Vitesse de convergence dans le TLC

Théorème (Berry-Esseen)

Soit (X_i) une suite de v.a. iid avec $E[X_i^3] < \infty$ alors

$$\sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P\left(\frac{\sqrt{m}}{\sigma} \left(\frac{S_m}{m} - E[X_i]\right) \leq x\right) - P(N(0,1) \leq x) \right| \leq \frac{C E[|X_i|^3]}{\sigma^2 \sqrt{m}}.$$

où C est une constante universelle ($C \leq 3$).

Preuve: voir DM

Proposition (Δ methode)

Si $x_n \xrightarrow{PS} c$ et $\sqrt{n}(x_n - c) \xrightarrow{L} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$

alors si g dérivable en

$$\sqrt{n}(g(x_n) - g(c)) \xrightarrow{L} \mathcal{N}(0, g'(c)^2 \sigma^2)$$

Preuve: on applique Taylor

$$g(x_n) - g(c) = g'(c)(x_n - c) + o(|x_n - c|)$$

$$\sqrt{n}(g(x_n) - g(c)) = g'(c) \sqrt{n}(x_n - c) + o(\sqrt{n}|x_n - c|)$$

$$\begin{array}{ccc} \downarrow & & \downarrow \\ \mathcal{N}(0, g'(c)^2 \sigma^2) & & 0 \end{array}$$

$$S: X_i \sim \mathcal{E}(\lambda), \quad E[X] = \frac{1}{\lambda} \quad \text{var}(X) = \frac{1}{\lambda^2}$$

$$\sum_{i=1}^n X_i \rightarrow \frac{1}{\lambda}$$

$$d_{1,n} \left(\frac{S_n}{n} - \frac{1}{\lambda} \right) \rightarrow \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{\lambda^2}\right)$$

$$\begin{aligned} d_{1,n} \left(\frac{S_n}{n} - \lambda \right) &\rightarrow \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{\lambda^2} \cdot \lambda^2\right) \\ &= \mathcal{N}\left(0, 1\right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} g &= \frac{1}{\lambda} \\ g' &= -\frac{1}{\lambda^2} \end{aligned}$$

$$d_{0,n} \left(\frac{S_n}{n} \cdot \frac{1}{\lambda} - 1 \right) \rightarrow \mathcal{N}(0, 1)$$

$$\mathbb{P}\left(\left| \frac{S_n}{n} \cdot \frac{1}{\lambda} - 1 \right| \leq \eta \lambda \right) \rightarrow 1 - \alpha$$

$$\mathbb{P}\left(\left| \frac{1}{\lambda} - \frac{S_n}{n} \right| \leq \frac{\eta \lambda S_n}{S_n} \right) \rightarrow 1 - \alpha$$

$$= \mathbb{P}\left(\frac{1}{\lambda} \in \left[\frac{S_n}{n} \left(1 - \frac{\eta \lambda}{S_n}\right), \frac{S_n}{n} \left(1 + \frac{\eta \lambda}{S_n}\right) \right] \right) \rightarrow 1 - \alpha$$

$$= \mathbb{P}\left(\lambda \in \left[\frac{n}{S_n} \left(1 - \frac{\eta \lambda}{S_n}\right), \frac{n}{S_n} \left(1 + \frac{\eta \lambda}{S_n}\right) \right] \right) \rightarrow 1 - \alpha$$

Leu de Slutsky

Si $X_n \xrightarrow{d} X$ et $Y_n \xrightarrow{d} c$ constante!
alors $(X_n, Y_n) \xrightarrow{d} (X, c)$

⚠ faux si c n'est pas constante!

Preuve: on peut par la formule caractérisante

$$\varphi_{(X_n, Y_n)}(t, s) = \mathbb{E} \left[e^{itX_n + isY_n} \right]$$

$$= \mathbb{E} \left[e^{itX_n} e^{isc} \right] - \mathbb{E} \left[e^{itX_n} \left(e^{isc} - e^{-isc} \right) \right]$$

$$= \mathbb{E} \left[e^{itX} \right] e^{isc} + \left(\mathbb{E} \left[e^{itX} \right] - \mathbb{E} \left[e^{itX} \right] e^{isc} \right) - \mathbb{E} \left[e^{itX_n} \left(e^{isY_n} - e^{isc} \right) \right]$$

$$= \varphi_X(t) \varphi_c(s) + e^{isc} (\varphi_{X_n}(t) - \varphi_X(t)) + \mathbb{E} \left[e^{itX_n} \left(e^{isY_n} - e^{isc} \right) \right]$$

done

$$\left| \varphi_{(X_n, Y_n)}(t, s) - \varphi_X(t) \varphi_Y(s) \right| \leq \left| \varphi_{X_n}(t) - \varphi_X(t) \right| + \mathbb{E} \left[\left| e^{i s Y_n} - e^{i s c} \right| \right]$$

$$\leq \left| \varphi_{X_n}(t) - \varphi_X(t) \right| + \varepsilon + 2P(|Y_n - c| > \varepsilon)$$

Application: estimation $\mathcal{S}(\lambda)$

$$\mathbb{E}[X] = \lambda, \quad \text{var}(X) = \lambda$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{s_1}{n} - \lambda \right) \rightarrow \mathcal{W}(0, 1)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{s_1}{n} - \lambda \right) \xrightarrow{\infty} \mathcal{W}(0, 1)$$